

АНАЛИЗ И СИНТЕЗ СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ

УДК 528.72 : 004.93

ОБНАРУЖЕНИЕ ИЗМЕНЕНИЙ ТЕРРИТОРИИ ЗАСТРОЙКИ НА ОСНОВЕ ПРИМЕНЕНИЯ СТРУКТУРНЫХ ПРИЗНАКОВ СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ*

С. М. Борзов¹, А. О. Потатуркин¹, О. И. Потатуркин^{1,2}

¹Институт автоматизации и электрометрии СО РАН,
630090, г. Новосибирск, просп. Академика Коптюга, 1

²Новосибирский государственный университет,
630090, г. Новосибирск, ул. Пирогова, 2
E-mail: sgnl_05@mail.ru

Показано, что структурные пространственные признаки, основанные на определении максимального угла, внутри которого для каждого пикселя может «наблюдаться» окрестность, не заслонённая другими пикселями контура, обладают наибольшей эффективностью при выделении антропогенных территорий на спутниковых изображениях среднего разрешения. Предложен и продемонстрирован комбинированный метод обнаружения расширения территории застройки по многоспектральным данным спутника SPOT-4, заключающийся в формировании (с учётом выбранных признаков) пространственных масок антропогенных объектов опорного (более раннего) изображения и природных зон тестируемого (более позднего) изображения, поиске спектрально-временных аномалий и последовательном маскировании выделенных пикселей с помощью сформированных масок.

Ключевые слова: дистанционное зондирование Земли, выделение антропогенных территорий, обнаружение изменений, спектральные и пространственные (текстурные, структурные) признаки, классификация изображений.

Введение. При автоматизированной обработке многоспектральных цифровых данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) наибольшее распространение получили методы, базирующиеся на попиксельном анализе соотношений спектральных компонент. В то же время при визуальном дешифрировании для успешного решения большинства задач классификации достаточно монохромных изображений, т. е. только информации о пространственном распределении яркости. Этот факт обосновывает перспективность включения пространственных признаков в процесс автоматизированной интерпретации данных ДЗЗ в целях повышения эффективности обработки спутниковых изображений.

Традиционная методика контролируемой классификации заключается в формировании (на базе обучающих данных) в пространстве выбранных признаков поверхностей, разделяющих различные классы. Особенностью пространственных признаков (по сравнению со спектральными) являются довольно большой внутриклассовый разброс и степень перекрытия. По этой причине нередко пространственные признаки используются только для грубой классификации изображений с разбиением на несколько классов, а дальнейшая об-

*Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (грант № 13-07-12202-офи_м) и Президиума РАН (проект № 15.3).

работка ведётся по спектральным признакам с учётом полученного разбиения. В частности, авторами предложен метод выделения антропогенных территорий на основе анализа структурных признаков спутниковых изображений высокого пространственного разрешения [1]. В [2] показана целесообразность формирования признаков, характеризующих число и параметры особых точек, выделенных детектором Харриса [3]. Однако установлено, что с уменьшением разрешения эффективность данных признаков резко падает [4]. По этой причине в рамках предлагаемой работы поставлена задача определить наиболее эффективные пространственные признаки для разделения антропогенных и природных зон на изображениях среднего разрешения и создать метод обнаружения изменений территории застройки путём анализа разновременных многоспектральных спутниковых изображений.

Исследование эффективности пространственных признаков при разделении антропогенных и природных зон. Экспериментальное исследование эффективности различных текстурных и структурных признаков применительно к задаче выделения антропогенных территорий выполнено на основе классификации фрагментов изображений земной поверхности, полученных со спутника SPOT-4. Фрагменты изображений предварительно отнесены к двум классам: содержащие объекты застройки — к классу «объект», а содержащие только природные объекты — к классу «фон» (рис. 1, *a, b*). Затем для всех фрагментов рассчитывались значения перечисленных далее признаков и выполнялась оценка эффективности каждого из них для разделения указанных классов.

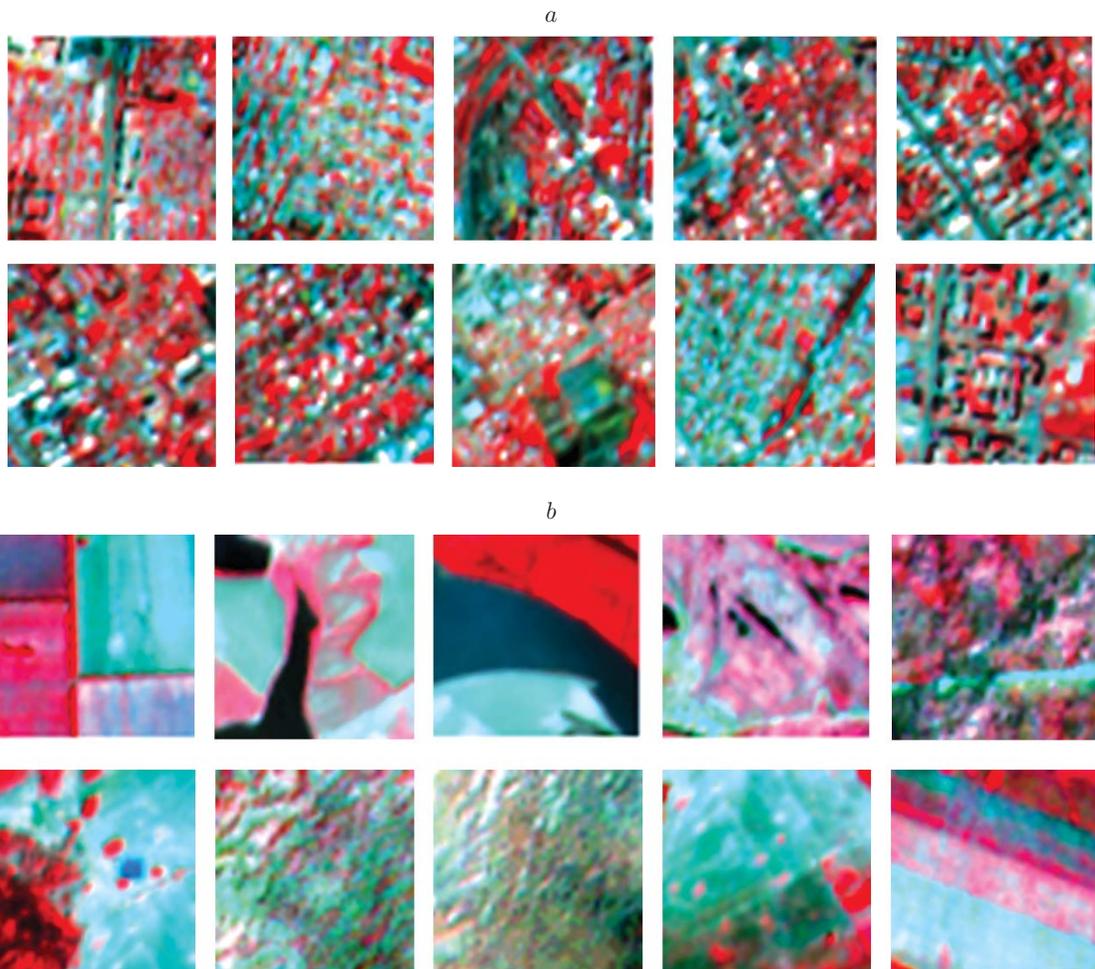


Рис. 1. Фрагменты классов «объект» и «фон»: антропогенные (*a*) и природные (*b*) зоны

В качестве количественных критериев при оценке антропогенности фрагментов использованы следующие характеристики.

1. Статистические характеристики первого порядка:

$$\text{— энергия } F_1 = \sum_{i=0}^{N-1} G(i)^2,$$

$$\text{— энтропия } F_2 = \sum_{i=0}^{N-1} G(i) \log G(i),$$

где N — число градаций яркости изображения, $G(\cdot)$ — гистограмма яркости фрагмента.

2. Статистические характеристики второго порядка, определяемые на основе матриц смежности (совместной встречаемости) Харалика [5] и характеризующие пространственную взаимозависимость значений яркости фрагмента:

$$\text{— однородность } F_3 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j)/(1 + |i - j|),$$

$$\text{— контраст } F_4 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j)(i - j)^2,$$

$$\text{— различие } F_5 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j)|i - j|,$$

$$\text{— энтропия } F_6 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j) \log P(i,j),$$

$$\text{— энергия } F_7 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j)^2,$$

где $P(i, j)$ представляет собой оценку вероятности обнаружения в окрестности точки яркости i точки с яркостью j .

3. Признаки, определяемые с помощью детектора особых точек Харриса [2] и характеризующие структуру изображений:

$$\text{— среднее значение функции отклика «угол» } F_8 = \langle R(x, y) \rangle,$$

$$\text{— СКО значений функции отклика «угол» } F_9 = \sqrt{\langle R(x, y)^2 \rangle - \langle R(x, y) \rangle^2},$$

$$\text{— среднее значение локальных максимумов функции отклика «угол» } F_{10} = \langle R(x_i, y_i) \rangle,$$

$$\text{— среднеквадратичное отклонение значений локальных максимумов функции отклика «угол» } F_{11} = \sqrt{\langle R(x_i, y_i)^2 \rangle - \langle R(x_i, y_i) \rangle^2}.$$

Здесь x_i, y_i — координаты i -й обнаруженной особой точки, а угловые скобки обозначают усреднение по фрагменту.

4. Признак F_{12} , характеризующий структуру изображений на основе формирования его контурного описания и определения максимального угла, внутри которого для каждого пикселя контура может наблюдаться окрестность, не заслонённая другими пикселями контура (максимальный угол обзора) [6].

Расчёт данного признака для фрагмента изображения выполняется с применением следующих процедур:

— выделяются пиксели контура оператором Саппу;

— для каждого выделенного пикселя все пиксели контура в окрестности $n \times n$ сортируются по углу (рис. 2), после чего находится максимальный угол φ между двумя ближайшими по сортировке пикселями;

— обнуляются все пиксели, значение φ которых больше заданного порога;

— определяется количество оставшихся пикселей.

На основе представленных выборок фрагментов выполнялась оценка эффективности каждого признака для разделения классов путём определения нормированного расстоя-

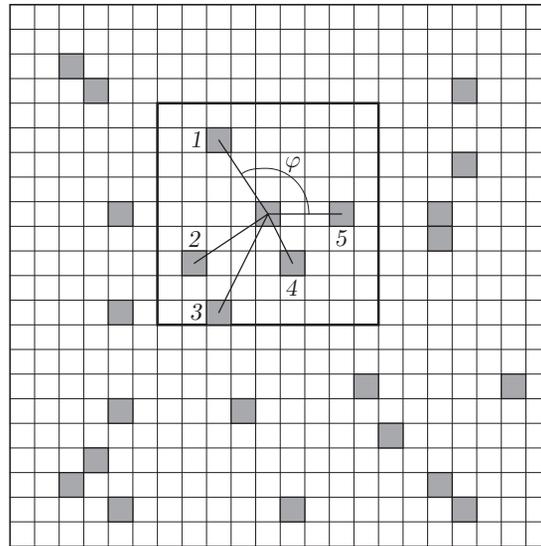


Рис. 2. Определение максимального угла обзора φ

Таблица 1

Результаты классификации

Признак	$\mu^{(b)}$	$\sigma^{(b)}$	r
Статистические характеристики первого порядка			
Энергия (F_1)	0,28	0,25	0,68
Энтропия (F_2)	3,05	0,94	0,71
Статистические характеристики второго порядка			
Однородность (F_3)	0,5	0,13	2,92
Контраст (F_4)	18,9	21,1	4,94
Различие (F_5)	2,22	1,36	4,65
Энтропия (F_6)	4,87	1,25	1,51
Энергия (F_7)	0,03	0,03	0,78
Структурные признаки на основе детектора Харриса			
Среднее значение функции отклика «угол» (F_8)	0,01	0,02	2,85
СКО значений функции отклика «угол» (F_9)	0,06	0,12	0,68
Среднее значение локальных максимумов функции отклика «угол» (F_{10})	0,26	0,4	1,1
СКО значений локальных максимумов функции отклика «угол» (F_{11})	0,33	0,65	0,27
Структурный признак на основе максимального угла обзора			
F_{12}	53	78,92	9,02

ния от центра кластера «фон» до ближайшего объекта обнаруживаемого класса (метод ближайшего соседа):

$$r = \frac{\min(|\mu_i^{(b)} - F_i^{(o)}(k)|)}{\sigma_i^{(b)}}.$$

Здесь $F_i^{(o)}(k)$ — значение признака i для фрагмента k класса «объект», а $\mu_i^{(b)}$ и $\sigma_i^{(b)}$ — среднее значение и среднеквадратичное отклонение данного признака для фрагментов класса «фон». Результаты расчётов приведены в табл. 1.

Несомненно, полученные значения во многом определяются спецификой выбранных для обработки фрагментов. Однако можно выделить ряд важных закономерностей. Так, для использованного набора фрагментов спутниковых изображений наилучшее разделение классов получено при применении в качестве критерия признака, характеризующего максимальный угол обзора. Достигнутый результат (9,02) почти в 2 раза превосходит лучший из остальных (контраст по матрице смежности 4,94). При этом признаки на основе функции отклика «угол», хорошо зарекомендовавшие себя при обнаружении антропогенных зон по изображениям высокого разрешения [4], для случая среднего разрешения уступают не только F_{12} , но и ряду статистических признаков второго порядка.

Метод обнаружения изменений на поверхности Земли. Методы обнаружения изменений по спутниковым изображениям можно разделить на разностные и постклассификационные. Первые в качестве критерия используют разность яркостей соответствующих пикселей или расстояние между ними в многомерном пространстве признаков, образованном из яркостей спектральных каналов. Вторые основаны на предварительной классификации многоспектральных изображений и определении пикселей, изменивших индекс класса (межклассовых переходов). Каждый из подходов обладает определёнными преимуществами и имеет ряд ограничений и недостатков. Так, постклассификационные более трудоёмки, но их результаты проще интерпретировать. Разностные менее затратные, однако полученные после обработки цифровые изображения требуют дальнейшего анализа для принятия решения о наличии значимых изменений. При этом разностные методы рассматривают данные ДЗЗ не как изображения, а как набор независимых спектральных измерений. Выполнение же предварительной классификации даёт возможность дополнительно использовать информацию о пространственном распределении индексов классов. В последнее время при решении практических задач всё чаще применяются комбинированные методы, учитывающие специфику выделяемых объектов и сочетающие (на разных этапах обработки) анализ спектральных и пространственных признаков.

Предлагаемый метод обнаружения антропогенных изменений на поверхности Земли по данным ДЗЗ в качестве базовой использует технологию CBAD (Cluster-Based Anomaly Detector) [7], заключающуюся в сегментации опорного (более раннего) изображения и оценке в тестируемом (более позднем) изображении параметров распределений пикселей, находящихся в границах сформированных сегментов. К изменившимся пикселям будут отнесены те, которые более чем на 3σ отклонены от центров соответствующих распределений. Данный подход при обнаружении изменений в застройке имеет ряд существенных преимуществ как над классическими разностными методами, так и над постклассификационными. В первую очередь это большая стабильность при обработке изображений, полученных с различных спутников в разных условиях освещения, а также при наличии естественных суточных и сезонных изменений наблюдаемых сцен.

Практическая реализация указанной технологии при решении задач поиска вновь возводимых объектов застройки по разновременным изображениям показала, что она характеризуется большим количеством ложных обнаружений. Так, помимо объектов строительст-

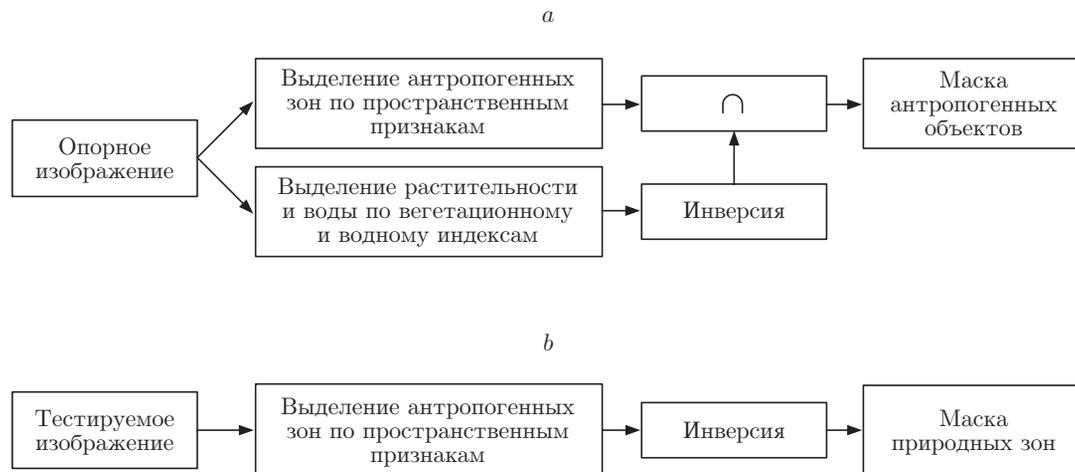


Рис. 3. Формирование маски антропогенных объектов: опорного (*a*) и природных зон тестируемого (*b*) изображений

ва, определяемых по наличию участков вскрытых грунтов и снижению количества растительности, происходит выделение территорий, относящихся к землям сельскохозяйственного назначения (при проведении на них соответствующих работ), схожих с обнаруживаемыми объектами по спектральным признакам. Другим источником ошибок являются небольшие изменения площади и яркостных параметров существовавших ранее антропогенных объектов. Подобные изменения в данном случае интереса также не представляют.

Для устранения указанных ошибок в опорном и тестируемом изображениях скользящим окном определяется пространственное распределение структурного признака F_{12} , характеризующего максимальный угол обзора, после чего с помощью пороговой обработки выделяются антропогенные территории. При этом пороговое значение для каждого из изображений находится как

$$P = \mu_{12}^{(b)} + 3\sigma_{12}^{(b)},$$

где среднее значение $\mu_{12}^{(b)}$ и среднеквадратичное отклонение $\sigma_{12}^{(b)}$ признака рассчитываются по территориям, преимущественно содержащим природные зоны.

Далее, на опорном изображении из пикселей, отнесённых к антропогенным территориям, исключаются пиксели с высоким значением вегетационного и водного индексов (т. е. растительность и вода) и формируется маска антропогенных объектов [8] (рис. 3, *a*). Маска природных зон тестируемого изображения формируется из пикселей, не отнесённых к антропогенной территории на более позднем изображении (рис. 3, *b*).

Построенные таким образом маски на заключительном этапе обработки последовательно применяются к карте изменений, полученной с помощью технологии СВAD, и маскируют значительную часть ложных обнаружений. Отметим, что данный метод (в отличие от предложенного ранее и ориентированного на выделение незначительных антропогенных изменений на поверхности Земли [9]) использует как спектральные, так и пространственные признаки. Это позволяет повысить эффективность обработки данных ДЗЗ при обнаружении расширения антропогенных территорий, обусловленных возведением новых объектов.

Экспериментальное исследование метода обнаружения изменений территории застройки. Эффективность предложенного метода исследована на примере обнаружения объектов в окрестности г. Барнаула (Алтайский край) по многоспектральным

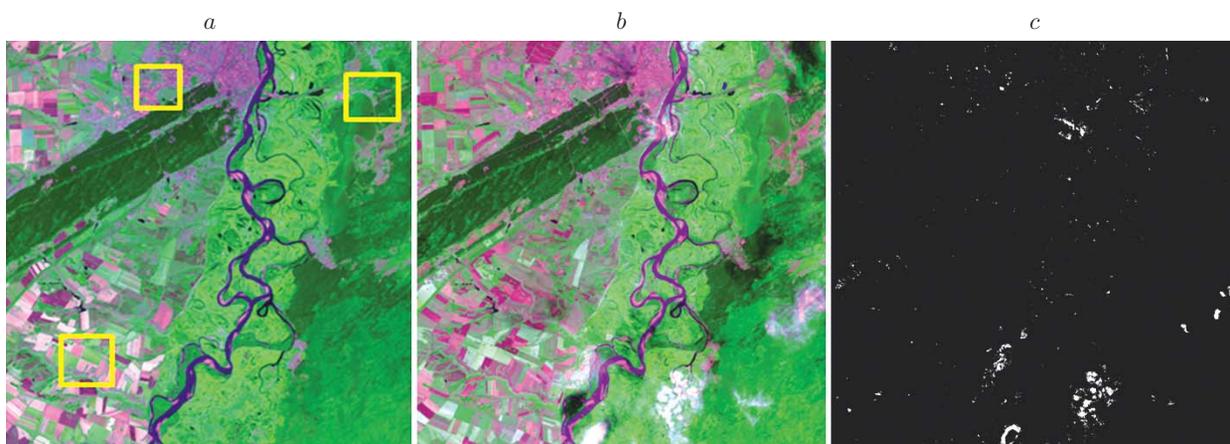


Рис. 4. Обнаружение изменений полных изображений: исходные разновременные изображения (*a, b*) и обнаруженные изменения (*c*)

данным спутника SPOT-4. На рис. 4, *a, b* приведены два разновременных изображения земной поверхности, полученные 28 августа 2010 г. и 1 августа 2011 г. С учётом размера обрабатываемых изображений (2000×2000 пикселей) и их разрешения (20 м) общая площадь контролируемого участка составляет 1600 км^2 .

Для данных изображений в соответствии с вышеизложенным методом

- 1) формируются маски антропогенных объектов по опорному изображению и природных зон по тестируемому;
- 2) с использованием метода максимального правдоподобия выполняется контролируемая сегментация опорного изображения;
- 3) в границах сформированных сегментов на тестируемом изображении определяются пиксели, отклонившиеся в красном (R) и в коротковолновом инфракрасном (SWIR) каналах в сторону увеличения или в зелёном (G) и в ближнем инфракрасном (NIR) в сторону уменьшения яркости более чем на 3σ от центров распределения для этих сегментов;
- 4) в полученной карте изменений маскируются пиксели, отмеченные в масках антропогенных объектов опорного или природных зон тестируемого изображения.

Выделенные в результате выполнения указанных процедур изменения показаны на рис. 4, *c*. Следует отметить, что наиболее существенные различия обусловлены появлением на тестируемом изображении облаков. Эта проблема в рамках данной работы не рассматривалась, поскольку она легко решается при наличии ряда последовательных разновременных изображений.

Результаты обработки отмеченных на рис. 4, *a* фрагментов представлены на рис. 5. Первый фрагмент — земли сельскохозяйственного назначения (поля), второй — изображение коттеджного посёлка, который расширяется на прилегающей территории, а третий — относится к зоне плотной застройки, где также наблюдается появление новых объектов. Анализ представленных фрагментов позволяет убедиться в том, что выполнение перечисленных процедур дало возможность обнаружить в поле наблюдения изменения, определение которых является непростой задачей даже при визуальном просмотре исходных изображений.

Для количественной оценки эффективности метода выполнялся расчёт значения ошибок обнаружения путём сравнения с картой изменений, сформированной оператором вручную. Результаты сведены в табл. 2.

Из приведённых данных видно, что использование маски природных зон тестируемого изображения позволяет значительно снизить количество ошибок второго рода (ложное

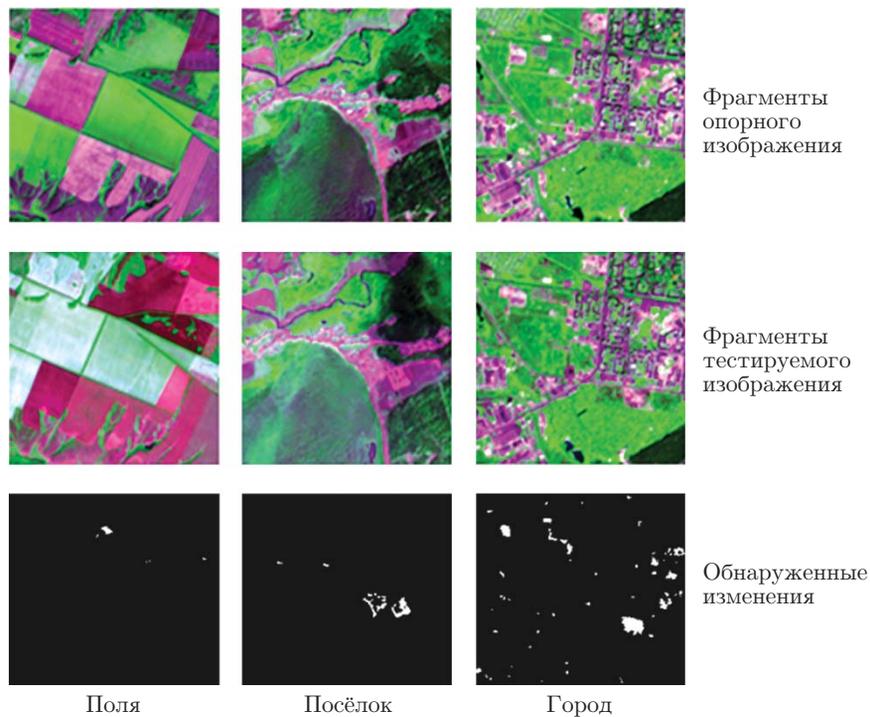


Рис. 5. Обнаруженные изменения на тестовых фрагментах изображений

Таблица 2

**Эффективность обнаружения изменений по тестовым фрагментам
(ошибки первого рода/ошибки второго рода (%))**

Фрагменты	Спектральные признаки	Маска природных зон	Обе маски
Сельскохозяйственные земли	0/11,86	0/0,14	0/0,14
Посёлок	46,96/1,74	47,20/0,20	50,37/0,20
Город	13,59/2,55	14,44/2,49	16,77/1,22

срабатывание) для областей сельской застройки и сельскохозяйственного назначения. Для областей городской застройки снижение ошибок второго рода достигается использованием маски антропогенных объектов опорного изображения. При этом количество ошибок первого рода (пропуск цели) для всех фрагментов увеличивается незначительно. Следует также отметить, что большое количество ошибок первого рода для территории посёлка связано с характером возникших изменений — это сетка вновь построенных внутриквартальных дорог. Ошибки в первую очередь связаны с точностью определения положения этих дорог оператором и автоматизированным алгоритмом.

Заключение. В предлагаемой работе исследована эффективность различных структурных и текстурных признаков при разделении природных и антропогенных территорий по спутниковым данным среднего разрешения. Показано, что лучшие результаты достигаются при использовании признака, характеризующего максимальный угол свободного обзора. На этой основе создан метод обнаружения антропогенных изменений на поверхности Земли, сочетающий обработку спектральных и пространственных признаков. На первом этапе производятся сегментация опорного изображения по спектральным признакам и формирование пространственных масок антропогенных объектов в опорном и природных

зон в тестируемом изображениях с учётом их структурных характеристик. На втором — в тестируемом изображении в границах сформированных сегментов выделяются пиксели, отклонившиеся более чем на 3σ от центров распределений и не принадлежащие ни к одной из масок. Данный метод позволяет выполнить обнаружение изменений на поверхности Земли, вызванных строительством новых объектов, не прибегая к трудоёмкой и требующей большого объёма обучающих выборок детальной классификации изображений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Борзов С. М., Нежевенко Е. С., Потатуркин О. И.** Поиск объектов неприродного происхождения с использованием их структурных особенностей // *Автометрия*. 2010. **46**, № 5. С. 36–42.
2. **Борзов С. М., Потатуркин О. И.** Обнаружение антропогенных зон на основе поиска пространственных аномалий в крупномасштабных спутниковых изображениях // *Автометрия*. 2012. **48**, № 5. С. 104–111.
3. **Harris C., Stephens M.** A combined corner and edge detector // *Proc. of the Fourth Alvey Vision Conference*. Manchester, 1988. P. 147–151.
4. **Борзов С. М., Потатуркин А. О.** Исследование эффективности пространственных признаков при классификации спутниковых изображений различного масштаба // *Вестн. НГУ. Сер. Информационные технологии*. 2012. № 3. С. 58–65.
5. **Харалик Р. М.** Статистический и структурный подходы к описанию текстур // *ТИИЭР*. 1979. **67**, № 5. С. 98–118.
6. **Petrou M., Sevilla G. P.** *Image Processing Dealing with Texture*. N. Y.: Wiley, 2006. 618 p.
7. **Carlotto M. J.** A cluster-based approach for detecting man-made objects and changes in imagery // *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*. 2005. **43**, N 2. P. 374–387.
8. **Борзов С. М., Козик В. И., Потатуркин О. И.** Поиск объектов неприродного происхождения на основе многоспектральной обработки данных дистанционного зондирования Земли // *Автометрия*. 2010. **46**, № 6. С. 9–15.
9. **Борзов С. М., Потатуркин О. И.** Обнаружение выборочных рубок леса по данным дистанционных измерений высокого пространственного разрешения // *Исследование Земли из космоса*. 2014. № 4. С. 87–93.

Поступила в редакцию 1 сентября 2014 г.
